

·信号与信息处理·

基于广义回归神经网络的色散和 OSNR 监测

张 肃, 王目光

(北京交通大学 光波技术研究所 全光网络与现代通信网教育部重点实验室, 北京 100044)

摘要: 基于异步延时采样结合神经网络的方法, 提出一种利用广义回归神经网络 (GRNN) 对光信噪比 (OSNR) 和色散 (CD) 的监测方法, 主要在 40 Gbit/s 16QAM 通信系统以及非线性信道环境中, 通过异步采样方法提取特征量, 用 GRNN 实现 OSNR、CD 的监测。GRNN 方法不仅可以实现 OSNR、CD 的监测, 与其他神经网络方法相比还具有参数少、算法效率高、易于优化的特点。

关键词: 光性能监测; 广义回归神经网络; 色散; 光信噪比

中图分类号: O431

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2018)-01-0030-06

Chromatic Dispersion and OSNR Monitoring Based on Generalized Regression Neural Network

ZHANG Su, WANG Mu-guang

(Key Laboratory of All Optical Network and Advanced Telecommunication Network of Ministry of Education, Institute of Lightwave Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A method of using asynchronous delay sampling and generalized regression neural network (GRNN) to monitor optical signal noise ratio (OSNR) and chromatic dispersion (CD) is proposed. In the 40 Gbit/s 16QAM communication systems and the nonlinear channel environment, the feature quantities are extracted by asynchronous sampling, and GRNN is used to realize OSNR and CD monitoring. Comparing with other neural network methods, GRNN method can not only realize the monitoring of OSNR and CD, but also has the advantages of fewer parameters, high efficiency algorithm and easy optimization.

Key words: optical performance monitoring; generalized regression neural network; chromatic dispersion (CD); optical signal noise ratio (OSNR)

光性能监测 (OPM, optical performance monitoring) 技术通过对通信网络中节点或链路的参数进行监测, 获得网络运行及信号传输的状态, 以实现网络实时监测和维护, 确保网络运行正常。其中光信噪比 (OSNR, optical signal noise ratio) 和色散 (CD, chromatic dispersion) 是 OPM 技术中主要的性能参数。由 Yang Ai Ying 等人提出人工神经网络结合异

步延时采样的方法^[1], 主要通过异步延时采样获取相图, 并提取特征值训练神经网络, 最后预测光性能参数。该方法具有精度高、多参数同时监测、对信号速率和格式透明等优点, 但是该方法采用误差反向传播的三层神经网络参数复杂、训练过程繁琐、效率低, 而且没有考虑非线性效应、CD 等复杂条件对特征量的影响。

收稿日期: 2018-01-12

基金项目: 国家自然科学基金 (61475015 61775015) 资助

作者简介: 张肃 (1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为光纤通信系统与高速光信号性能监测方面; 王目光, 男, 教授, 博士研究生导师, 主要从事全光信号处理、光电器件、光通信等方面的研究。

文中对异步采样结合神经网络的方法进行了改进,采用了算法效率更高、处理能力更强的广义回归神经网络(GRNN, generalized regression neural network)^[2],并且通过对非线性环境下 40 Gbit/s 16 QAM(quadrature amplitude modulation)通信系统的仿真,提出新的 OSNR、CD 的特征值定义。

1 异步采样技术

异步延时采样技术^[3]是通过延时线对接收信号在 1 符号周期内进行两次采样,获取信号的相图,并且通过相图进行性能参数分析^[4]。异步延时采样的结构如图 1 所示。

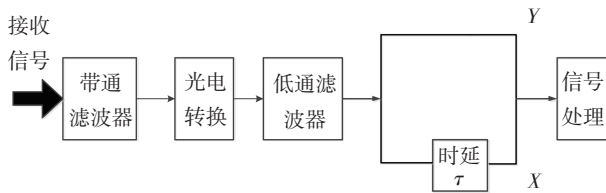


图1 异步延时采样的结构

接收信号通过带通滤波器滤除带外噪声,光电转换后用低频滤波器获得原始信号,最后信号分为两路,一路直接采样和另一路延时半符号周期 τ 后采样,信号处理后多个 (X, Y) 采样对,第 i 个信号对的关系为

$$Y_i = X_i(t - \tau) \tag{1}$$

经过信号处理后,16 QAM 信号在背靠背系统中获得的眼图和相图如图 2 所示。

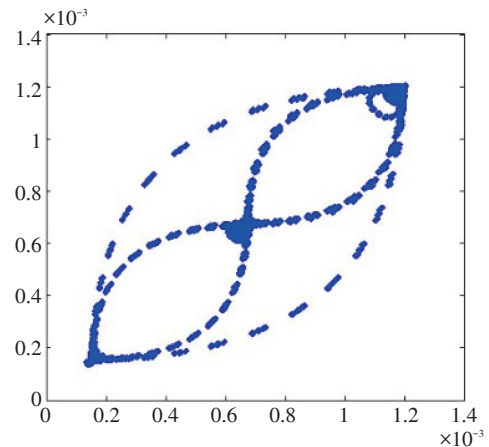
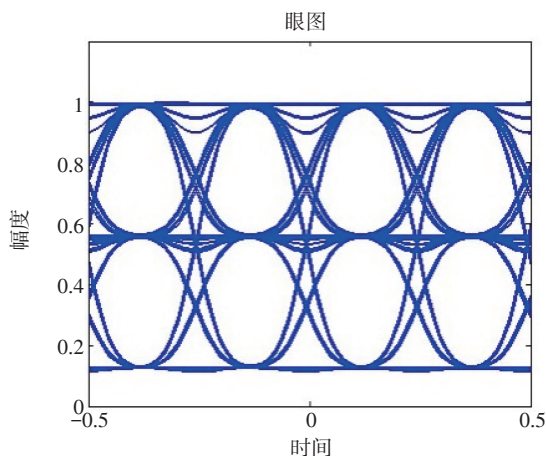


图2 16 QAM 背靠背系统的眼图和相图

同时可以对延时采样的一路信号通过异步幅度直方图(AAH)的方法进行分析。AAH 最早是 I Shake 等人提出的^[5],可以体现采样信号的概率分布特征。图 3 所示为 16 QAM 信号的眼图和对应的幅度直方图^[6]。

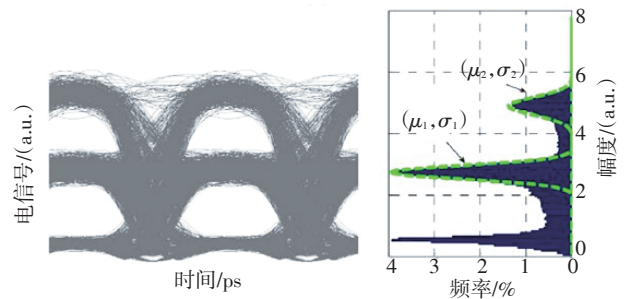


图3 16 QAM 信号的眼图和幅度直方图

通过相图、眼图以及幅度直方图都可以反映信号的幅度信息,以及信号随着传输损伤变化的规律,如眼图中三个电平幅度,可以在相图的三个交叉区域体现,同时也可以幅度直方图三个峰体现。通过特征量将变化规律量化,即可以通过函数关系表示待测参数和特征量之间的联系,函数关系可以通过神经网络训练获得,最后用训练得到的神经网络去实现 OSNR、CD 等参数的监测。

2 广义回归神经网络(GRNN)

人工神经网络通过模拟生物神经元模型而搭建的算法数学模型,可以分布式并行信息处理,通

通过对输入输出数据的训练学习,获得其函数映射关系。人工神经网络在模式识别、图像处理等众多领域广泛应用^[7],其中广义回归神经网络是RBF(radical basis function)神经网络^[8]的一种变形,如图4所示。

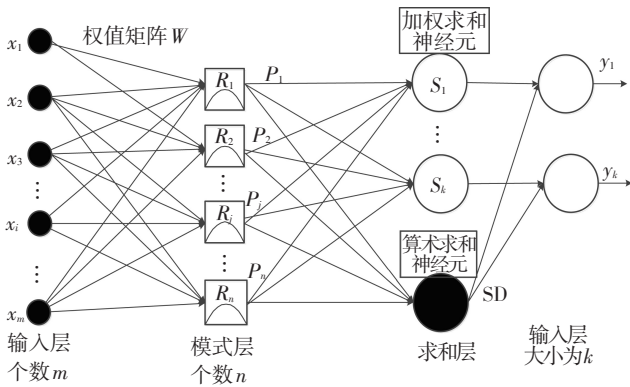


图4 广义回归神经网络的结构

GRNN网络结构主要由输入层、输出层、模式层以及求和层组成,主要结构参数由训练数据和自定义光滑因子spread确定。

假定训练数据有n个样本,其中输入样本(即特征量)的维度为m,输出样本(即监测参数)维度为k。输入层和输出层的神经元个数分别对应输入、输出样本维度分别为m、k,模式层神经元个数是样本个数n。求和层主要有加权求和神经元和算术求和神经元,个数分别为k和1。

输入层和模式层之间的权值主要有训练样本输入矩阵确定,主要作用是确定模式层的中心向量。模式层和求和层加权求和神经元的权值通过输出矩阵确定,而与算术求和神经元权值为1。除此以外,其连接权值都为1。

神经元的转换函数主要不同的是模式层,采用径向对称的径向基函数,常用的是高斯函数,则模式层第j个神经元输出为

$$P_j = \exp\left[-\frac{\|\text{dist}\|^2}{2\sigma^2}\right] = \exp\left[-\frac{(X-X_j)(X-X_j)^T}{2\sigma^2}\right] \quad (2)$$

其中,σ是高斯函数的方差,即光滑因子。 $\|\text{dist}\|^2 = (X-X_j)(X-X_j)^T$ 是第j个模式层神经元的欧式距离的平方; $(X-X_j)^T$ 表示向量 $(X-X_j)$ 的转置;X是测试输入向量。

经过求和层求和后,最终输出层第v个输出神经元输出为

$$y_v = \frac{S_v}{S_D} = \frac{\sum_{j=1}^n y_{j,v} P_j}{\sum_{j=1}^n P_j} \quad (v=1, \dots, k) \quad (3)$$

3 40 Gb/s 16 QAM 监测系统

40 Gb/s 16 QAM 信号的光性能监测系统如图5所示。

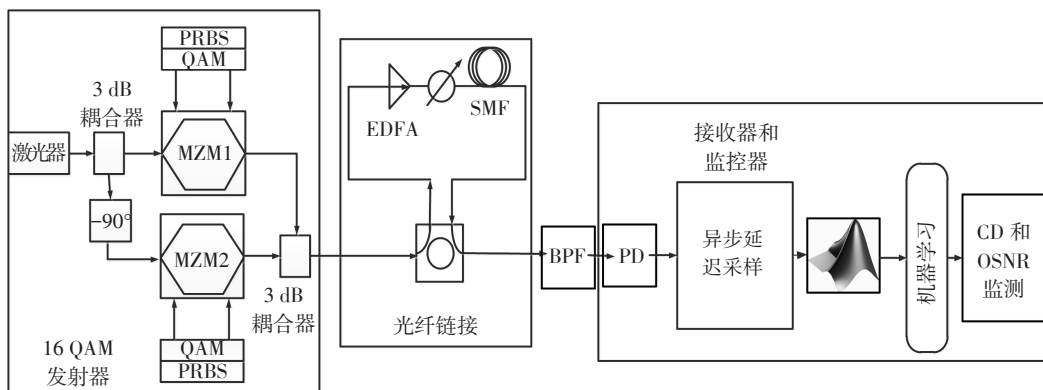


图5 40 Gb/s 16 QAM信号的光性能监测

发射端通过IQ调制器产生方型16 QAM信号,激光器波长1 550 nm。传输链路由多个跨段组成,每个跨段级联单模光纤和掺铒光纤放大器(EDFA, erbium doped Ffiber amplifier),光纤的衰减系数

0.2 dB/km、色散系数16.75 ps/(km·nm)、非线性系数 2.6×10^{-20} m²/w、有效面积80 μm²,EDFA噪声系数6 dB,通过改变跨段、光纤长度得到不同的CD和OSNR。在接收端通过采用异步延时采样、直方图

等方法获得相图、幅度直方图,经过分析和提取特征量后经过GRNN实现OSNR、CD的监测。

在接收信号分析及特征提取过程中,CD和OS-

NR会对接收信号的眼图、相图、幅度直方图等产生影响,图6所示为在OSNR=30 dB、CD=0 ps/nm条件下的相图、眼图和幅度直方图。

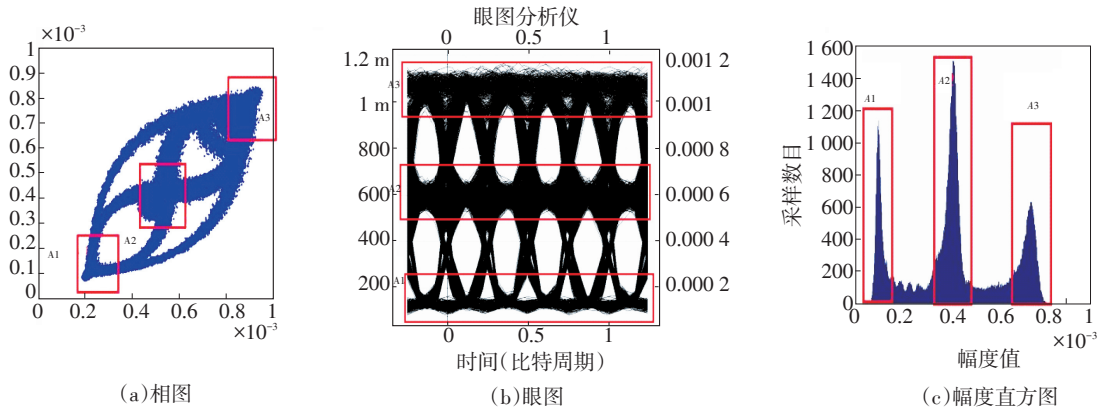


图6 16 QAM信号在OSNR=30 dB、CD=0 ps/nm条件下的相图、眼图、幅度直方图

其中A1、A2、A3分别是对于接收信号三个幅度,并且在相图、眼图和直方图中都包含三个幅度

的信息。图7所示是CD=0 ps/nm条件下OSNR取值为15 dB、20 dB、25 dB、30 dB时,幅度直方图的变化。

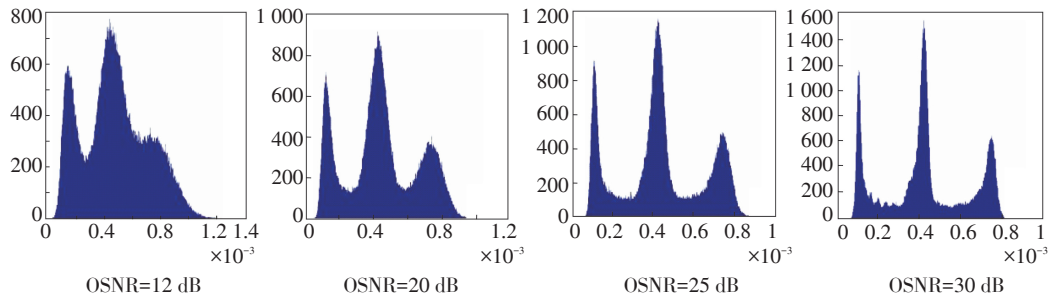


图7 CD=0 ps/nm下不同OSNR的幅度直方图

系统中主要ASE噪声是高斯型,受其影响信号分别也是高斯型,可以通过幅度的方差和均值表示信号

的OSNR特征。图8所示为OSNR=30 dB,CD(单位ps/nm)取值为0、200、500、1 000时幅度直方图的变化。

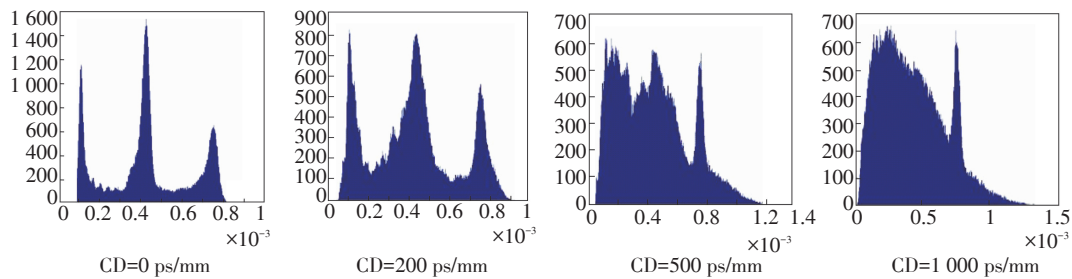


图8 OSNR=30 dB时不同CD的幅度直方图

幅度电平较大的分布区域会向较小区域移动,造成分布的密度不同,定义某一区域采样点与总采

样点的比为采样密度D,通过比较A1、A3区域密度比K = D3/D1作为CD的特征量。由于CD的影响,

OSNR的特征量会受到影响,所以主要提取受影响较小的A1、A2区域的均值 m_1 、 m_2 和标准差 σ_1 、 σ_2 。

4 监测结果分析

由 m_1 、 m_2 、 σ_1 、 σ_2 和 K 作为GRNN的输入,OSNR、CD作为GRNN的输出,通过Matlab工具箱训练GRNN网络,同时设置不同CD和OSNR值得到特征量,其中OSNR=17、19、20、23、25、27、29、31、33、35、37、39 dB, CD=0、167.5、502.5、670、1 005、1 172.5、1 675、2 345、2 680、2 512.5、3 350、4 187.5、5 025 ps/nm,总共144组样本用于训练GRNN,另外选取范围内部分样本作为测试。在GRNN监测部分需要通过交叉验证的方法对GRNN的光滑因子和训练样本优化后对测试数据进行验证。

(1)基于GRNN的OSNR监测

CD分别为0、167.5、670、1 675、2 680、3 350、4 187.5 ps/nm的OSNR监测结果如图9所示。

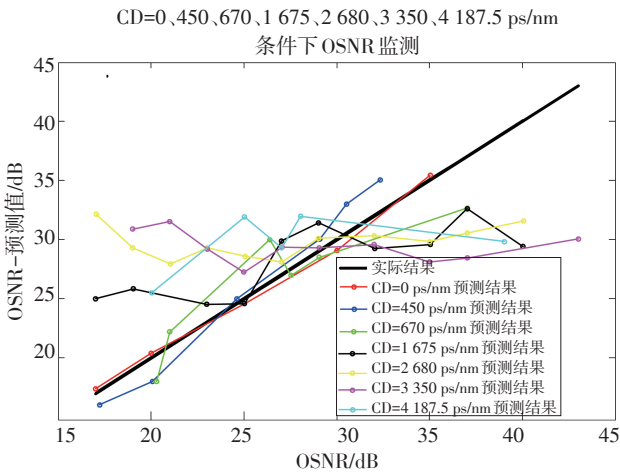


图9 CD=0 ps/nm、167.5 ps/nm、670 ps/nm、1 675 ps/nm、2 680 ps/nm、3 350 ps/nm、4 187.5 ps/nm时OSNR监测结果

其中,坐标轴实线代表实际值,其余圆圈线为预测的曲线,它们的拟合程度越近,则预测效果越好,当CD不断增大时,预测曲线与实际曲线偏离增大,预测效果越差。不同CD条件下,OSNR预测的误差和平均误差如图10所示。在所取CD范围内随着CD增大,OSNR的预测误差的波动增大,且平均预测误差增大。

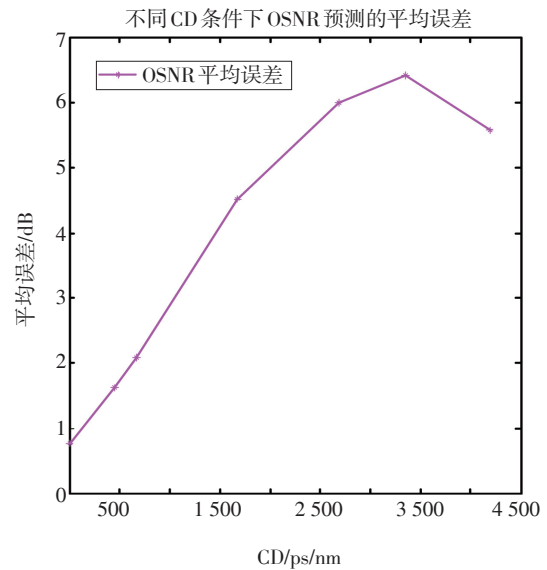
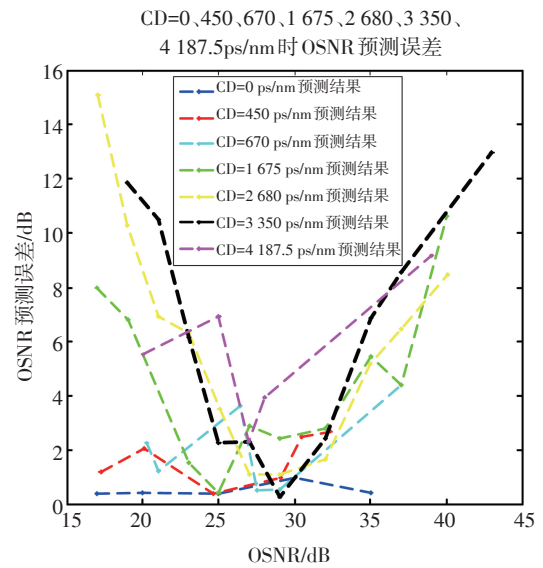


图10 CD=0 ps/nm、167.5 ps/nm、670 ps/nm、1 675 ps/nm、2 680 ps/nm、3 350 ps/nm、4 187.5 ps/nm时OSNR监测误差

在CD较低时,预测范围在15~35 dB,范围外预测误差增大;但是随着传输距离的增加,CD的增加,非线性的影响也加剧,OSNR预测的误差增大并且可以预测的范围缩小,预测比较稳定的范围缩小到20~30 dB左右,可以接收的CD范围在3 000 ps/nm内,超出范围后预测值的变化趋势不再和实际值一样递增,监测结果趋向于平稳。

(2)基于GRNN的CD监测

当OSNR分别为17、21、25、32 dB时不同CD的

监测以及误差曲线如图 11 所示。

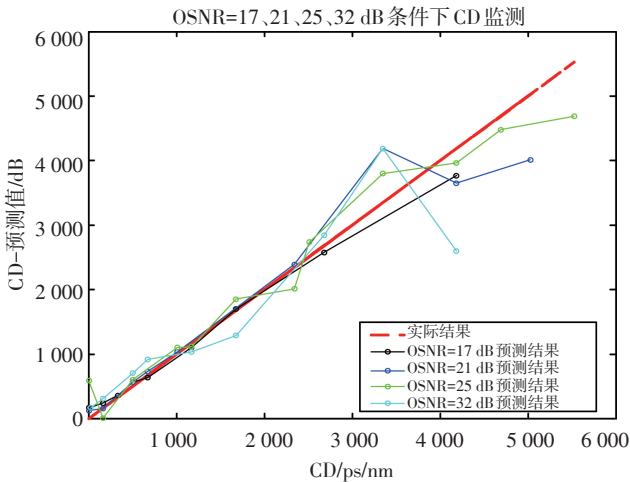


图 11 OSNR=17 dB、21 dB、25 dB、32 dB 时, CD 监测结果

实际值曲线和预测值曲线拟合度较好,当 CD 接近 3 000 ps/nm 附近时,预测误差增大。除此以外,随着 OSNR 增大过程中,非线性效应增强,并且对 CD 监测的影响增大,CD 监测的平均误差增大。

(3) 基于 GRNN 的 CD、OSNR 同时监测

OSNR=17 dB、21 dB、25 dB、32 dB 时, CD 监测误差如图 12 所示。对 CD 和 OSNR 的同时监测分析结果如图 13 和图 14 所示。其中包括预测值和实际值的拟合关系以及预测平均误差,实线代表实际值,圆点代表预测值,虚线为预测平均误差。CD 的散点更接近 CD 真实值,CD 的监测效果比较好,但是在 CD 大于 3 000 ps/nm 后 CD 监测误差波动增大。对 OSNR 的监测在 20 dB 到 35 dB 附近预测误差比较稳定,监测效果比较好,但是在 17 dB、19 dB、40 dB 等几个点的误差波动大。

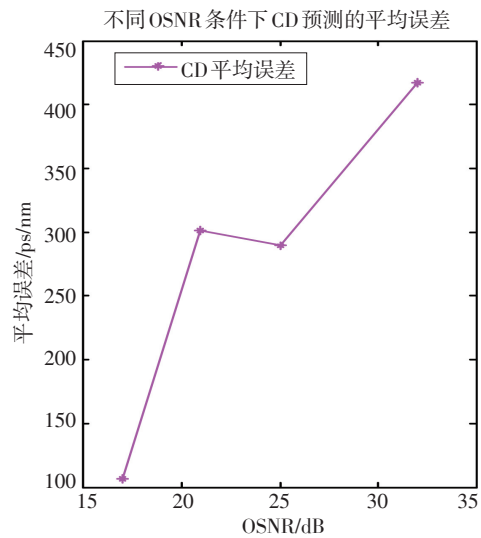
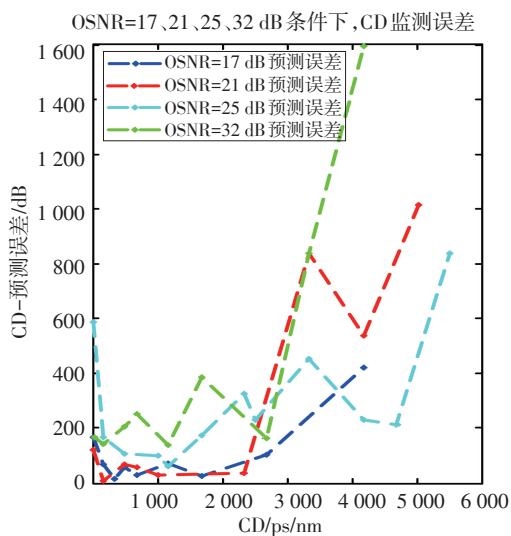


图 12 OSNR=17 dB、21 dB、25 dB、32 dB 时, CD 监测误差

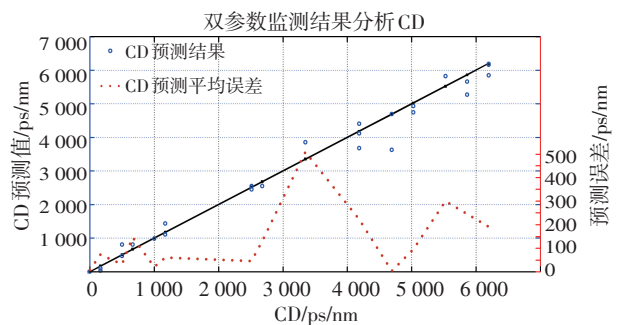


图 13 CD 和 OSNR 同时监测时, 预测 CD 结果分析

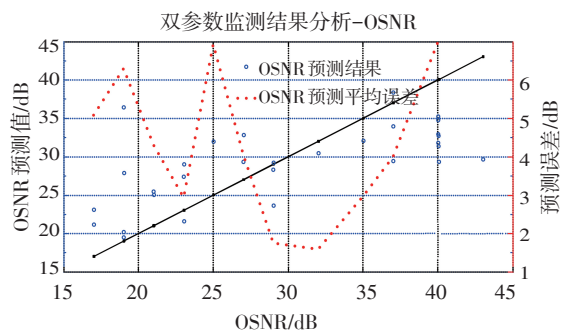


图 14 CD 和 OSNR 同时监测时, 预测 OSNR 结果分析

从图 13 和图 14 中也可以看出, CD 对于 OSNR 监测的影响要大于 OSNR 对 CD 监测的影响。在图 14 中, 由于图中在同一实际 OSNR 值下的采样点分别代表在不同 CD 条件下的取值, 采样点相对与实际值曲线的拟合程度较低且比较离散, 说明了 CD 的影响较大, 相比之下图 13 中, CD 采样点离实际取值曲线拟合度较高, 监测效果较好。(下转第 70 页)

参考文献

- [1] 田雨,陈光禹.电子系统通用测试平台的研究与实现[J].测控技术,2004,23.
- [2] 黄考利.军用自动测试系统(ATS)体系结构及智能故障诊断方法研究[D].南京:南京理工大学,2004.
- [3] 朱万年.智能化机内测试验证系统的设计与实现[J].航空电子技术,1988,93(4).
- [4] 徐小良.自动测试系统的面向对象框架开发方法研究[D].杭州:浙江大学,2003.
- [5] 雷廷万,何朝阳.综合测试技术通用性研究与应用[J].

测控技术,2007.

- [6] 刘君华.现代检测技术与测试系统设计[M].西安:西安交通大学出版社,1999.
- [7] 宋东,马飞,王传清.一种电子系统测试模型的研究与应用[J].电子测量与仪器学报,2010,24(9):853-859.
- [8] 蔡福喜,黄大贵.基于模块化设计思想的测控系统框架设计[J].测控技术,2009.
- [9] 朱万年.智能化机内测试验证系统的设计与实现[J].航空电子技术,1988,93.
- [10] 陈长龄,田书林,师奕兵,等.自动测试及接口技术[M].北京:机械工业出版社,2005.

(上接第35页)

5 结 论

结合异步采样技术和GRNN提出一种针对OSNR、CD的监测方法,该方法实现简单、可靠,运行效率高,适用于大量数据的处理。通过该方法实现了对OSNR和CD的监测,其中OSNR监测结果主要受CD的影响较大,而CD监测结果会同时受到CD和OSNR的影响,OSNR和非线性相关,传输距离增加是累积的非线性和CD会影响CD的监测结果。

GRNN网络的训练过程是通过训练样本和光滑因子决定的,这影响GRNN网络预测精确度和范围,可以对接收信号提取和光滑因子进行优化,对数据特征量通过其他方案进行量化或采用其他优化算法,例如遗传、粒子群等对训练样本和光滑因子进行优化,通过这些方法对该方法进行改进。

参考文献

- [1] 赖俊森,杨爱英,孙雨南. Multiple-impairment monitoring for optical duobinary system based on delay-tap asynchronous sampling[J]. 北京理工大学学报(英文版), 2013, 22(2):246-249.
- [2] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2(6):568.
- [3] Dods S D, Anderson T B. Optical performance monitoring

technique using delay tap asynchronous waveform sampling[C]//Optical Fiber Communication Conference, 2006 and the 2006 National Fiber Optic Engineers Conference, 2006.

- [4] Kowalczyk A, Hewitt D, Li J C, et al. Multi impairment monitoring for optical networks[J]. Journal of Lightwave Technology, 2009, 27(16):3729-3736.
- [5] Shake I, Takara W, Kawanishi S, et al. Optical signal quality monitoring method based on optical sampling[J]. Electron Lett, 1998, 34(22):2151-2154.
- [6] Shen T S R, Lau A P T, Liu G N. OSNR monitoring for higher order modulation formats using asynchronous amplitude histogram[J]. Photon Technol Lett, 2010, 22: 1632-1634.
- [7] Waszczyszyn Z. Fundamentals of artificial neural networks[J]. J Cent South Univ, 1999.
- [8] 邹文辉.改进的RBF神经网络及其在字符识别中的应用[D].四川:四川大学,2005.
- [9] Marzbanrad Javad, Mashadi Behrooz, Afkar Amir, et al. Dynamic rupture and crushing of an extruded tube using artificial neural network (ANN) approximation method[J]. J Cent South Univ, 2016, 23: 869-879.
- [10] Pritikana Das, Parida M, Katiyar V K. Analysis of inter-relationship between pedestrian flow parameters using artificial neural network[J]. J Mod Transport, 2015, 23(4): 298-309.